



# Reconstitution de topographies à partir de données mixtes (continues et ordinales) pour la modélisation hydrodynamique

Carole Delenne, Jean-Stéphane Bailly

## ► To cite this version:

Carole Delenne, Jean-Stéphane Bailly. Reconstitution de topographies à partir de données mixtes (continues et ordinales) pour la modélisation hydrodynamique. Contribution du spatial face aux enjeux de l'eau - SHF/CNES, Jun 2020, Online, France. hal-03199576

**HAL Id: hal-03199576**

**<https://hal.science/hal-03199576>**

Submitted on 15 Apr 2021

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Carole Delenne [carole.delenne@umontpellier.fr](mailto:carole.delenne@umontpellier.fr)

## **RECONSTITUTION DE TOPOGRAPHIES A PARTIR DE DONNEES MIXTES (CONTINUES ET ORDINALES) POUR LA MODELISATION HYDRODYNAMIQUE**

DELENNE Carole<sup>1,2</sup> & BAILLY Jean-Stephane<sup>3,4</sup>

<sup>1</sup>HydroSciences Montpellier, Université de Montpellier, CNRS, IRD, Montpellier, France

<sup>2</sup>Inria Lemon, CRISAM - Inria Sophia Antipolis - Méditerranée, France

<sup>3</sup>LISAH, Univ Montpellier, INRAE, IRD, Montpellier SupAgro, Montpellier, France

<sup>4</sup>AgroParisTech, Paris, France

*Les zones temporairement immergées (zones humides, deltas, retenues...) sont une ressource vitale pour les écosystèmes et les populations. Leur étendue, leur hétérogénéité et leur topographie généralement très peu marquée et fortement évolutive, rend leur étude et leur gestion difficiles.*

*Les modèles hydrodynamiques en deux dimensions d'espace sont des outils performants pour la représentation des écoulements en eau peu profonde, mais qui nécessite une topographie précise. Dans les grands espaces en eau, on applique le plus souvent des méthodes d'interpolation éprouvées basées sur des relevés terrain ponctuels car les données à plus haute résolution de type LIDAR sont encore peu accessibles. Ces interpolations sont peu précises et peuvent s'avérer rapidement caduques lorsque les crues annuelles modifient la géométrie du système.*

*Les données de télédétection issues d'imageurs optiques ou radar, desquelles on peut extraire les surfaces en eau et leur dynamique, sont désormais largement disponibles à hautes résolutions spatiale et temporelle. Dans un contexte où la connaissance du terrain est faible, il apparaît intéressant de tirer parti de ces surfaces, qui en zones endoréiques forment des courbes d'iso-valeurs ordonnées, afin d'améliorer l'estimation de la topographie. Cependant, la télédétection, si elle permet de géolocaliser ces courbes d'isovaleurs, ne permet pas d'y attribuer une valeur, i.e. une altitude.*

*On présente ici une approche de reconstruction de topographie basée sur des relevés ponctuels et des courbes de niveau ordonnées, mais sans valeurs. L'intégration des courbes de niveau dans le processus améliore la précision de la cartographie tout en permettant une estimation de leurs altitudes.*

*Mots-clefs : topographie, interpolation, courbe de niveau, surface en eau*

### **1. Introduction**

Les zones temporairement immergées naturelles ou artificielles (zones humides, deltas, retenues...) sont une ressource vitale pour les écosystèmes et les populations. Mais leur étendue, leur hétérogénéité et leur topographie généralement très peu marquée ou évolutive, rend leur étude et leur gestion difficiles. Par exemple, en période de crue, les sédiments transférés par les eaux de surface modifient la géométrie des rivières naturelles et se retrouvent bloqués dans les retenues d'eau, entraînant une réduction de la capacité de stockage [Albergel et al., 2005].

Les modèles hydrodynamiques en deux dimensions d'espaces sont des outils performants pour la représentation des écoulements en eau peu profonde. Cependant, ils nécessitent une connaissance précise

de la topographie du domaine modélisé. Dans le cas de grands espaces (grands fleuves, étangs...), on applique le plus souvent des méthodes d'interpolation éprouvées, utilisant des relevés ponctuels effectués sur le terrain ou, lorsque celles-ci sont disponibles, des données à plus haute résolution de type LIDAR mais dont le coût d'acquisition et de traitement reste prohibitif. Ces interpolations sont donc peu précises et peuvent s'avérer rapidement caduques lorsque les crues annuelles modifient la géométrie du système. Dans le cas des réservoirs, la géométrie est également une donnée essentielle de la modélisation de leur fonctionnement hydrologique [Bouteffeha et al. 2015]. Le suivi bathymétrique est la méthode standard de suivi de géométries de réservoirs mais cela reste une méthode coûteuse, et compte-tenu des marnages, notamment en zones semi-arides, des alternatives sont possibles.

Les données de télédétection issues d'imageurs optiques ou radar sont désormais largement accessibles et disponibles à haute résolution spatiale et haute répétitivité temporelle. Il devient possible d'en extraire les limites en eau et leur dynamique (ex. : crues et décrues [Ogilvie et al., 2015], marnages saisonniers [Soti et al., 2005]) et de les utiliser dans un but de calibration ou validation des modèles hydrauliques ou hydrologiques [Ogilvie et al., 2015], [Hostache et al., 2010], [Schumann et al., 2007]. Dans un contexte où la connaissance du terrain est faible, il apparaît intéressant de tirer parti de ces dynamiques de surfaces en eau, qui en zones endoréiques forment des courbes d'iso-valeurs ordonnées, afin d'améliorer l'estimation de la topographie. Cependant, la télédétection, si elle permet de géolocaliser ces courbes d'isovaleurs, ne permet pas d'y attribuer une valeur, i.e. une altitude.

L'approche envisagée pour retrouver un champ interpolé qui prenne en compte à la fois les points de mesures et les informations issues des courbes de niveau ordonnées non valuées, repose sur l'optimisation d'une fonction-objectif en deux parties : une partie « classique », représentant la distance de l'interpolation aux points de mesures, et une partie supplémentaire intégrant l'information des courbes de niveau. Une difficulté réside ici dans le fait que le niveau lui-même de chaque courbe n'est pas connu. Aux paramètres des fonctions d'interpolation, viendront donc s'ajouter les différents niveaux des courbes dans l'algorithme d'optimisation proposé.

## 2. Méthodologie

La méthodologie, développée sous le logiciel R, est mise en place sur des données générées et sera validée ultérieurement sur des données réelles.

### 2.1. Données

On suppose disposer d'un ensemble de  $N$  points de mesures définis par leurs coordonnées :

$$s_k = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}, k = 1, \dots, N \quad (1)$$

ainsi que de  $L$  courbes de niveau, c'est-à-dire  $L$  ensembles de points ayant la même altitude :

$$C_l = \{s^l = (x^l, y^l, z^l)^T \vee z^l = a^l\}, l = 1, \dots, L \quad (2)$$

où les points  $(x^l, y^l) = X^l$  sont connus (la forme de la courbe de niveau est supposée issue de données de télédétection) mais où l'altitude  $a^l$  de la courbe n'est pas connue.

### 2.2. Problème de minimisation

Le problème peut être défini comme suit : déterminer une fonction d'approximation  $Z(X; p)$  où  $X = (x, y)$  est un point quelconque du domaine d'étude et  $p$  représente les paramètres de la fonction  $Z$ . On cherche donc à minimiser l'écart entre la fonction d'approximation et les points de mesures d'une part, et de chaque courbe d'autre part. On définit donc la fonction objectif suivante :

$$J(p) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [Z(X_k; p) - z_k]^2 + \frac{1}{N_l} \sum_{l=1}^L \left( \sum_{i=1}^{N_l} [Z(X_i^l; p) - a^l]^2 \right) \quad (3)$$

où  $N_l$  est le nombre de points  $X_l^l$  sur chaque courbe de niveau  $C_l$ .

### 2.3. Fonction d'approximation

L'estimation  $Z$  de l'altitude de chaque point  $\mathbf{X}$  du domaine  $D$  est définie par :

$$\forall X \in D, Z(X) = \sum_{c=1}^{N_\varphi} \lambda_c \varphi_c(\|X - X_c\|) \quad (4)$$

La fonction d'approximation choisie ici est une fonction radiale spline plaque mince :

$$\varphi_c(r) = \frac{r^2}{R^2} \ln\left(\frac{r^2}{R^2}\right) \quad (5)$$

où  $r$  est la distance euclidienne entre le point de calcul et le centre  $c$  de chaque fonction spline et  $R$  un terme de normalisation défini par

$$R = \frac{1}{2} \max_k (\|X_k - G\|) \quad (6)$$

où  $G$  est le barycentre de tous les centres des fonctions  $\varphi$ .

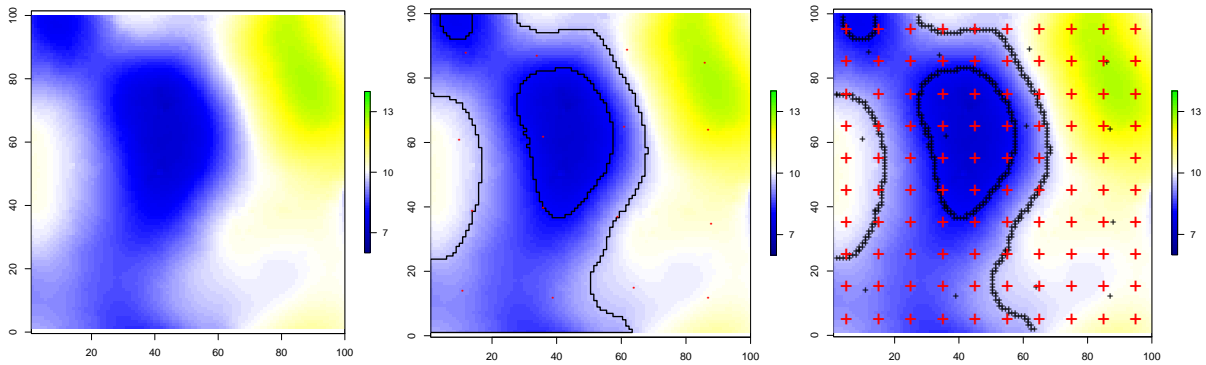
### 2.4. Résolution

La fonction à optimiser dépend de  $N_\varphi + L$  paramètres, i.e. le nombre choisi de fonctions d'interpolations plus le nombre de courbes de niveau dont l'altitude est inconnue. Une méthode quasi-Newton est utilisée ici [Shanno, 1970]

L'approximation  $Z(X)$  de l'équation (4) est calculée pour chaque point de mesure  $s_k$  et chaque point des courbes de niveau  $s_l^l$ . A partir d'une valeur initiale aléatoire des paramètres, l'optimisation consiste en la recherche les valeurs de paramètres qui minimisent la fonction coût de l'équation (3).

## 3. Application

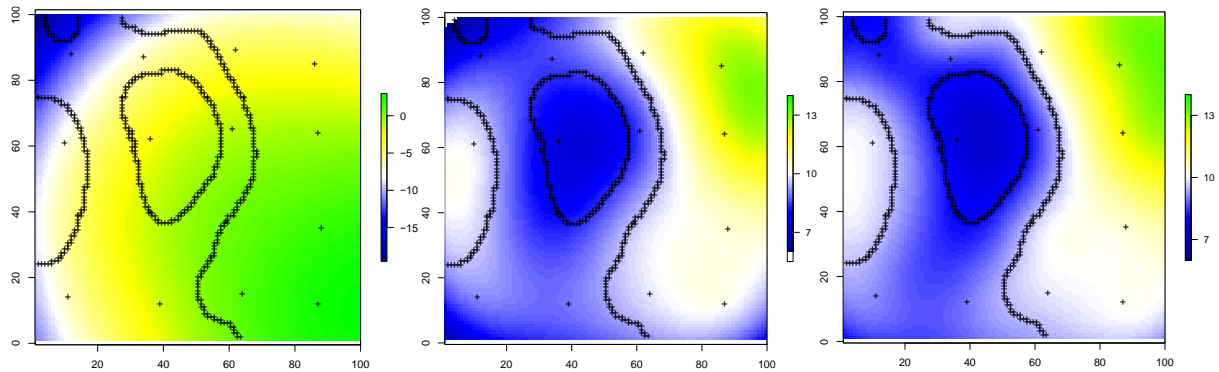
Un champ gaussien aléatoire est généré afin de simuler une topographie lisse et « réelle » de 100m x 100m et dont l'altitude varie entre 6 et 14 m (Fig.1. Gauche). Deux courbes de niveaux sont sélectionnées à 8 m et 9.5 m. Des points de « mesures » sont disponibles tous les 25 m environ (une valeur aléatoire entre -3 m et 3 m est ajoutée aux coordonnées x et y pour simuler une imprécision de positionnement pour les mesures) soit 16 points de mesures (Fig.1 milieu). Les fonctions d'optimisations  $\varphi$  sont choisies sur une grille régulière, soit 100 fonctions (Fig.1 droite).



**Figure 1.** Gauche : topographie « réelle ». Milieu : 16 points de mesures (rouge) et 2 courbes de niveau (8 et 9.5m). Droite : 100 fonctions d'interpolation (croix rouges)

Les valeurs des  $\lambda_c$  sont tout d'abord fixées aléatoirement entre -1 et 1 (Fig.2 gauche). Une première optimisation est réalisée sur ces valeurs seulement, sans prendre en compte les courbes de niveau. L'optimisation itérative converge en 25 itérations avec un résultat de  $8.48 \cdot 10^{-7}$ . Le champ déterminé par l'équation (4) avec les paramètres optimaux est montré figure 2 au milieu. Le calcul de l'erreur quadratique moyenne entre le champ reconstitué et le champ initial donne une valeur de 0.41 m.

Une deuxième optimisation est réalisée sur les valeurs de  $\lambda_c$  et sur les deux valeurs de niveau des courbes en partant d'une valeur initiale  $a^l = 5\text{m}$ . L'optimisation itérative converge en 88 itérations avec un résultat de  $1.48 \cdot 10^{-3}$ . Le champ obtenu est montré figure 2 droite où l'on peut voir une meilleure approximation du champ réel près des courbes de niveau. Le calcul de l'erreur quadratique moyenne avec le champ initial est amélioré de 10cm environ avec une valeur de 0.32 m. Par ailleurs, les niveaux des deux courbes sont estimés respectivement à 8.06 m et 9.45 m (pour des valeurs cibles à 8 m et 9.5 m).



**Figure 2.** Résultats des champs de topographie obtenus. Gauche : avec des valeurs aléatoires des  $\lambda_c$ . Milieu : après optimisation des  $\lambda_c$  seulement sur les points de mesure. Droite : après optimisation des  $\lambda_c$  et des altitudes des courbes sur les points de mesures et les points des courbes.

#### 4. Conclusion

La méthode d'interpolation proposée, basée sur l'ajout de courbes de niveau aux points de mesure pour l'estimation de la topographie, montre une amélioration nette des résultats, bien que les niveaux des courbes ne soient pas connus initialement.

Ces premiers résultats étant encourageants, des tests sont en cours sur des champs simulés plus étendus avec une généralisation à un nombre quelconque de courbes de niveaux. Des analyses de sensibilité aux différents paramètres seront effectuées et la méthode sera ensuite validée sur des données réelles.

#### 5. Références

- [Albergel et al., 2005] Albergel, J., Collinet, J., Pepin, Y., Nasri, S., Boufaroua, M., Droubi, A., & Merzouk, A. (2005). Sediment budgets on hill reservoirs of small catchments in North Africa and the Middle East. *Iash*, 291(1), 323-331.
- [Bouteffeha et al., 2015] Bouteffeha, M., Dages, C., Bouhlila, R., & Molenat, J. (2015). A water balance approach for quantifying subsurface exchange fluxes and associated errors in hill reservoirs in semiarid regions. *Hydrological processes*, 29(7), 1861-1872.
- [Hostache et al., 2010] Hostache, R., Lai, X., Monnier, J. et Puech, C. (2010). Assimilation of spatially distributed water levels into a shallow-water flood model. part ii : Use of a remote sensing image of mosel river. *Journal of Hydrology*, 390(3-4):257 – 268.
- [Ogilvie et al., 2015] Ogilvie, A., Belaud, G., Delenne, C., Bader, J.-C., Oleksiak, A., Bailly, J. S., Ferry, L. et Martin, D. (2015). Decadal monitoring of the Niger Inner Delta flood dynamics using MODIS optical data. *Journal of Hydrology*, 523:358–383.
- [Schumann et al., 2007] Schumann, G., Matgen, P., Hoffmann, L., Hostache, R., Pappenberger, F. et Pfister, L. (2007). Deriving distributed roughness values from satellite radar data for flood inundation modelling. *Journal of Hydrology*, 344(1-2):96 – 111.
- [Solti et al., 2009] Solti, V., Tran, A., Bailly, J. S., Puech, C., Seen, D. L., & Bégué, A. (2009). Assessing optical earth observation systems for mapping and monitoring temporary ponds in arid areas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11(5), 344-351.
- [Shanno 1970] Shanno, D. F. (1970). Conditioning of quasi-Newton methods for function minimization. *Mathematics of computation*, 24(111), 647-656.]